3A

УДК 004.93

М.А. Алексеев, И.М. Удовик, К.А. Ахметшин
ГВУЗ «Национальный горный университет», г. Днепропетровск, Украина
Украина, 49005, г. Днепропетровск, пр. К. Маркса, 19, *afs_matsuk@mail.ru*

Сегментация слабоконтрастных многопараметровых изображений по фазовым характеристикам метода ортогональной декомпозиции

M.A. Alexeyev, I.M. Ydovik, K.A. Akhmetshyn
National Mining University, Dnipropetrovsk, Ukraine
49600 Dnipropetrovsk, Karl Marx av., 19, afs_matsuk@mail.ru

Low Contrast Multiparameter Image Segmentation on Base of Phase Characteristics of Orthogonal Decomposition Method

М.О. Алексєєв, І.М. Удовик, К.О. Ахметшин
ДВНЗ «Національний гірничий університет», м. Дніпропетровськ, Україна
Україна, 49005, м. Дніпропетровськ, пр. К. Маркса, 19

Сегментація низькоконтрастних багатопараметрових зображень за фазовими характеристиками методу ортогональної декомпозиції

Рассмотрены информационные возможности нового метода анализа слабоконтрастных изображений. Суть метода основана на разделении анализируемых компонент многопараметрового (мультиспектрального) изображения на ортогональные составляющие, синтеза комплексных изображений и визуализации фазопространственных характеристик такого отображения. Представлены результаты реальной проверки работоспособности метода.
Ключевые слова: обработка изображений, анализ изображений.

Information possibilities of a new method for low contrast image analysis are considered. The main idea of the method is baized on separation of analyzed image to orthogonal components. Hidden domains of analyzed image are separated on phase characteristics of orthogonalyzed images. The results of real testing of the method possibilities are presented.
Key words: image processing, image analysis.

Розглянуті інформаційні можливості нового методу аналізу низькоконтрастних зображень. Суть методу полягає у розподілі аналізованих компонент багатопараметрового зображення на фазові характеристики ортогональних складових, при цьому на складових більш високого порядку виділяються ділянки, непомітні на первинних зображеннях. Представлені результати реальної перевірки працездатності методу.
Ключові слова: обробка зображень, аналіз зображень.

Введение

Задача сегментации визуально неразличимых областей слабоконтрастных изображений (как обычных, так и многопараметровых) имеет большое прикладное значение

в таких областях, как медицинская диагностика, дистанционное зондирование земной поверхности и анализ изображений геофизических полей. В работе [1] были рассмотрены информационные возможности метода ортогональной декомпозиции для решения подобного класса задач, однако учитывались лишь амплитудные (яркостные) характеристики синтезированных изображений, а фазовая информация не учитывалась.

Целью работы является демонстрация информационных возможностей фазовых характеристик метода ортогональной декомпозиции применительно к решению задач сегментации визуально неразличимых участков слабоконтрастных многопараметровых изображений.

Ортогонализирующие преобразования многопараметровых изображений

Для определенности первоначально рассмотрим случай, связанный с анализом многопараметрового (например, цветного) изображения $\{I(x,y,n)\}$, где n – число параметров (диапазонов), соответствующих каждому пикселю с координатами (x,y). Если представить анализируемый ансамбль изображений {I} в виде прямоугольной матрицы A размерностью $(M*N)\times n$, где M и N – число пикселей вдоль осей x и y соответственно. Ортогонализация матрицы A возможна на основе использования различных подходов [2]. В работе [1] нами были использованы два возможных подхода: метод сингулярного разложения и метод независимых компонент.

В рамках первого подхода производится сингулярное разложение матрицы A на основе выражения [3]:

$$A = UWV^T, \tag{1}$$

где $U = [U_1 U_2 ... U_n]$ – матрица сингулярных векторов размерностью $((M*N)\times n)$, формирующих ортонормированный базис пространства, натянутого на столбцы матрицы A, и формирующая базис «собственных изображений» (СИ) [4] $G(x,y,n)$; W – диагональная матрица, элементы которой w_i $(i=1,...,n)$ являются сингулярными числами матрицы A. Они являются собственными значениями матрицы $A^T A$, а V – представляет собой ортогональную матрицу размерностью $(n\times n)$.

В работе [1] нами анализировались СИ $G(x,y,n)$, которые представляют собой яркостные (т.е. амплитудные) характеристики синтезированного ансамбля $G(x,y,n)$. Однако, учитывая ортонормированность $G(x,y,n)$, возможен синтез дополнительных трех фазовых характеристик для исходного цветного изображения:

$$\Phi_k(x,y) = \angle[G_k(x,y) + jG_l(x,y)],\ k=1,2,3; l=2,3; k\neq l. \tag{2}$$

Метод независимых компонент – это метод нахождения скрытых факторов или компонент в многомерных данных, особенность которого в том, что он позволяет выделять статистически независимые составляющие [5].

Основной принцип нахождения независимых компонент базируется на максимизации негауссовости анализируемого статистического распределения на основе использования отображения $A \Rightarrow F(x,y,n)$, где плотность распределения вероятностей $P\{A(x_1,x_2...x_n)\} \Rightarrow P(F_1)P(F_2)...P(F_n)$. В этом смысле метод независимых компонент обеспечивает статистическую, а не алгебраическую ортогонализацию. Но, тем не

менее, при его использовании так же возможен дополнительный синтез трех фазовых характеристик:

$$\Psi_k(x,y) = \angle\left[F_k(x,y) + jF_l(x,y)\right],\ k = 1,2,3; l = 2,3; k \neq l\,. \qquad (3)$$

Однако, помимо метода сингулярного разложения, можно использовать еще один алгебраический метод ортогонализации на основе использования разложения Грама-Шмидта [6].

В качестве первого вектора выбирается $v_1 = c_1$, где c_1 – первый столбец матрицы A, и затем каждый последующий вектор v_i, ортогональный к векторам $v_1,...,v_{i-1}$, рассчитывается по формуле:

$$v_i = c_i - \frac{v_1^T c_i}{v_1^T v_1} v_1 - ... - \frac{v_{i-1}^T c_i}{v_{i-1}^T v_{i-1}} v_{i-1}\,. \qquad (4)$$

Для любого номера i подпространство, порожденное исходными векторами $c_1,...,c_i$, совпадает с подпространством, порожденным векторами $v_1,...,v_i$. В результате векторы $q_i = v_i / \|v_i\|$, которые можно развернуть в формате изображения, становятся ортонормированными, что также позволяет синтезировать три фазопространственные характеристики:

$$\Omega_k(x,y) = \angle\left[Q_k(x,y) + jQ_l(x,y)\right],\ k = 1,2,3; l = 2,3; k \neq l\,. \qquad (5)$$

Таким образом, возможны три варианта синтеза фазопространственных характеристик при анализе слабоконтрастных многопараметровых изображений.

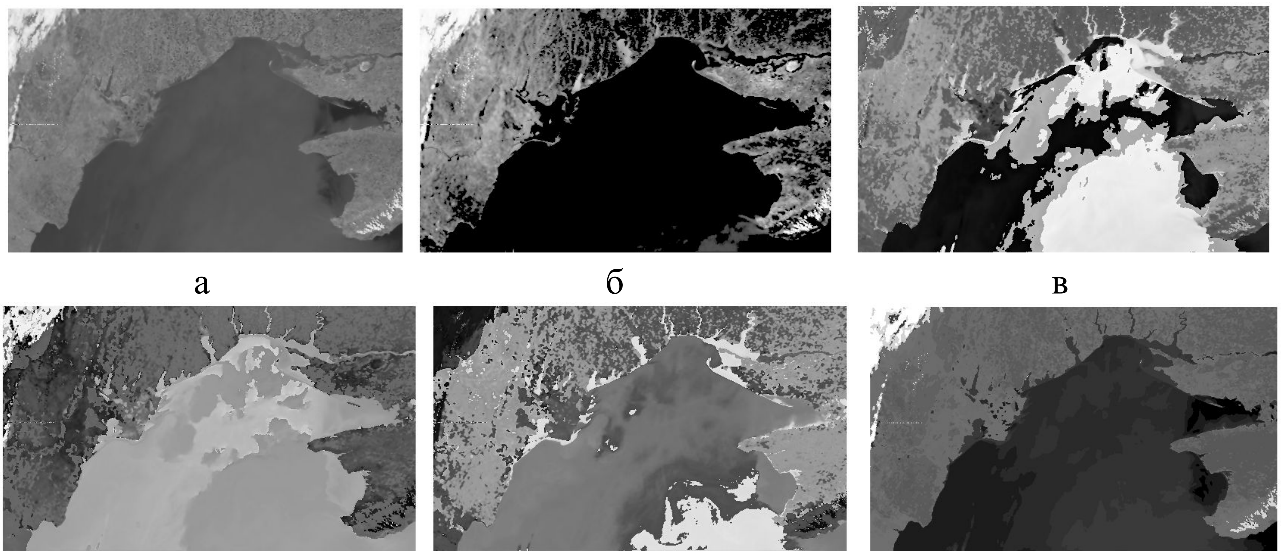
Экспериментальные исследования

Были исследованы три типа изображений: цветное космическое изображение; трехпараметровое медицинское изображение и «трехполевое» геофизическое изображение одного и того же участка местности.

1. **Космическое изображение**. Конвертированное к градациям серого исходное цветное изображение представлено на рис. 1 а). Интерес в данном случае представляет анализ акватории морской поверхности с точки зрения обнаружения потенциальных залежей углеводородов.

Исходное изображение (рис. 1 а) представляет собой классический пример слабоконтрастного изображения, поскольку перепады яркости на большинстве участков не превосходят 2%. Синтез нового изображения на основе трех СИ метода сингулярного разложения (рис. 1 б) не решает задачи, и лишь использование фазо-пространственных характеристик $\Phi(x,y)$ (рис. 1 в) решает задачу сегментации. Сегментация изображения на основе фазовых характеристик $\Psi(x,y)$ метода независимых компонент (рис. 1 г) уступает в степени детализации методу сингулярного разложения, да и в программно-алгоритмическом аспекте этот метод представляется намного более трудоемким, по сравнению с методом сингулярного разложения. Отдельного внимания заслуживают фазопространственные характеристики $\Omega(x,y)$ метода ортогонализации Грамма-Шмидта (рис. 1 д), поскольку их сопоставление с фазовыми характеристиками метода сингулярного разложения (рис. 1 в) показывает, что они дополняют друг друга. Так, на рис. 1 д сегментируется нижний правый квадрат исходного изображения, а на рис. 1 в – три других квадрата.

Для сопоставимости результатов на рис. 1 е) представлен результат сегментации на 12 кластеров исходного изображения известным методом нечетких С-средних [7]. Сопоставление рис. 1 е) с рис. 1 в) и рис. 1 д) показывает, что этот метод проигрывает в степени детализации фазовым характеристикам метода ортогональной декомпозиции, хотя если рассматривать ситуацию в целом, то результаты близки к друг другу, за одним исключением: затраты машинного времени на реализацию фазового метода ортогональной декомпозиции, для изображений размером порядка (300×500) пикселей примерно на два порядка меньше, по сравнению с итерационным методом нечетких С-средних.

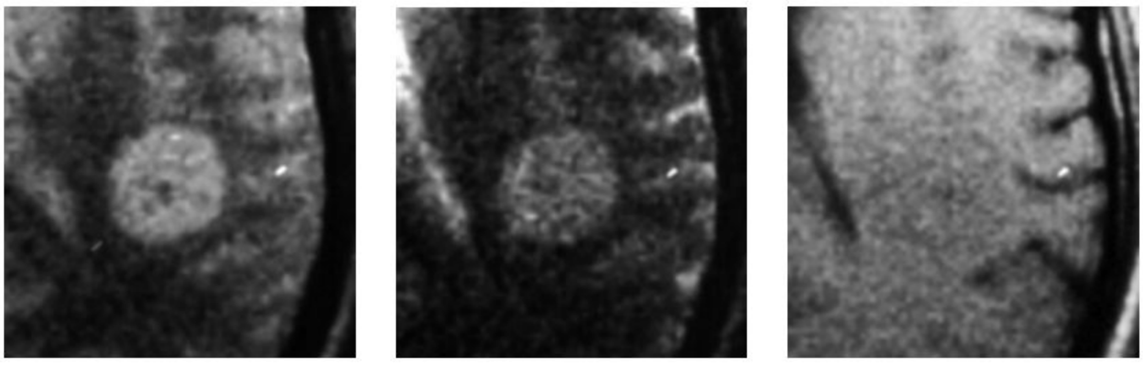


а б в

г д е

Рисунок 1 – Космическое изображение: а – оригинал; б – синтез из трех собственных изображений метода сингулярного разложения; в – сегментация изображения на основе трех фазопространственных характеристик $\Phi(x, y)$; г – сегментация изображения на основе трех фазопространственных характеристик $\Psi(x, y)$ метода независимых компонент; д – сегментация на основе трех фазопространственных характеристик $\Omega(x, y)$ метода Грама-Шмидта; е – результат сегментации методом нечетких С-средних (12 кластеров)

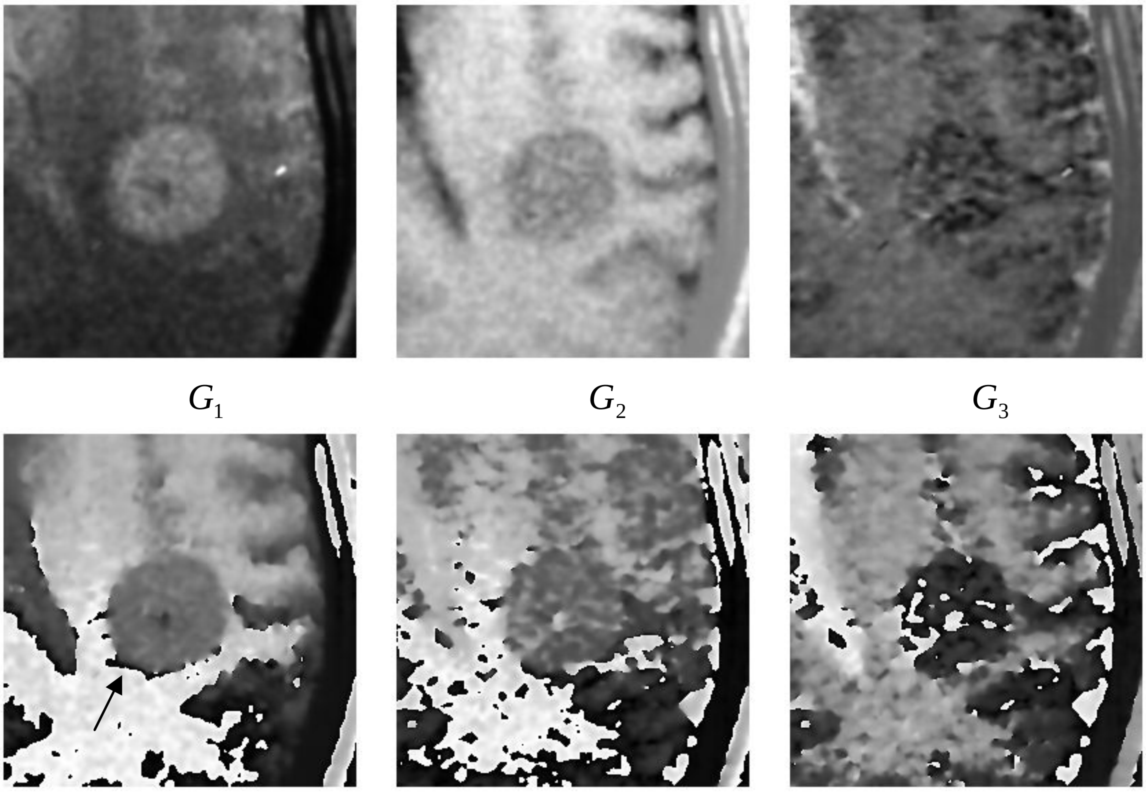
2. **Медицинское радиологическое изображение**. На рис. 2 представлено трехпараметровое медицинское ядерно-магнитно-резонансное томографическое изображение опухоли головного мозга.



а б в

Рисунок 2 – Томограмма опухоли головного мозга: а – спин-решетчатая релаксация; б – спин-спиновая релаксация; в – плотность протонов

Характерной особенностью данной ситуации является тот факт, что сама по себе опухоль хорошо видна, однако невидимой является область ее «скрытого влияния». Здесь сразу следует отметить, что ни использование метода нечетких С-средних, ни фазовых характеристик $\Psi(x, y)$ и $\Omega(x, y)$ не позволило решить поставленную задачу и лишь синтез фазопространственных характеристик $\Phi(x, y)$ метода сингулярного разложения позволил решить эту задачу (рис. 3).



G_1 G_2 G_3

Φ_1 Φ_2 Φ_3

Рисунок 3 –Характеристики ортогональной декомпозиции (рис. 2) методом сингулярного разложения

Из рассмотрения рис. 3 следует, что область скрытого влияния выделилась на фазопространственной характеристике $\Phi_1(x, y)$, тогда как на яркостных характеристиках G_i область скрытого влияния не детектируется.

3. **Геофизическое изображение**. На рис. 4 представлены изображения трех различных физических полей одного и того же участка Земной поверхности.

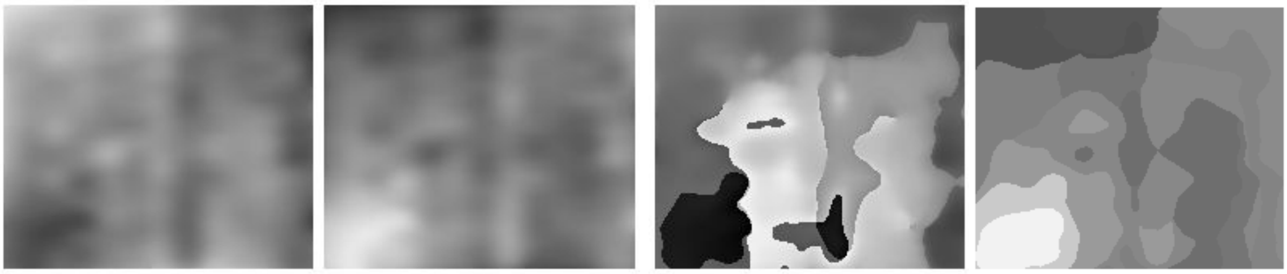


а б в

Рисунок 4 – Изображения геофизических полей одного и того же участка Земной поверхности: а – гравитационное поле; б – магнитное поле; в – потенциальное электрическое поле

Основной задачей исследований геофизических полей является поиск аномальных участков, с точки зрения обнаружения рудных залежей. При этом считается, что комплексирование различных геофизических методов позволяет повысить достоверность их обнаружения.

На рис. 5 представлены результаты применения метода сингулярного разложения для решения задачи сегментации таких потенциально интересных участков (все изображения цветные, но конвертированы к изображениям с градациями серого).



а б в г

Рисунок 5 – Конвертация к градациям серого цветных изображений: а – рис. 4; б – $G_{1,2,3}$ метода сингулярного разложения; в – фазопространственные характеристики $\Phi_{1,2,3}$; г – метод нечетких С-средних (12 кластеров)

Из рассмотрения рис. 5 следует, что, как и в предыдущих случаях, использование фазопространственных характеристик метода сингулярного разложения позволило выделить несколько потенциально интересных участков, тогда как амплитудные (яркостные) характеристики сделать это не позволяют.

Сопоставление рис. 5 в) с рис. 5 г) показывает, что степень детализации в фазовом методе ортогональной декомпозиции выше, по сравнению с методом нечетких С-средних, при том же выигрыше в машинном времени и программно-алгоритмической реализации.

Заключение

На основании проведенных исследований можно сделать следующие выводы.

1. Для решения задач сегментации слабоконтрастных многопараметровых изображений следует использовать фазопространственные характеристики метода сингулярного разложения анализируемых ансамблей.

2. Целесообразно сочетание ортогонализации слабоконтрастных многопараметровых изображений на основе комбинации метода сингулярного разложения и метода Грама-Шмидта.

3. Сегментация слабоконтрастных изображений по фазовым характеристикам метода ортогональной декомпозиции примерно на два порядка является более быстродействующей, по сравнению с методом сегментации на основе алгоритма нечетких С-средних, при несравненно более простой программной реализации.

Литература

1. Ахметшин А.М. Выделение скрытых областей слабоконтрастных изображений методом ортогональной декомпозиции / А.М. Ахметшин, К.А. Ахметшин // Искусственный интеллект. – 2010. – № 4. – С. 133-139.
2. Ахмед Н. Ортогональные преобразования при обработке цифровых сигналов / Н. Ахмед, К.Р. Рао ; [пер. с англ. Т.Э. Кренкеля] ; под ред. И.Б. Фоменко. – М. : Связь, 1980. – 248 с.

3. Беклемишев Д.В. Дополнительные главы линейной алгебры / Беклемишев Д.В. – М. : Наука, 1983. – 455 с.
4. Форсайт Д. Компьютерное зрение: современный подход / Д. Форсайт, Ж. Понс ; [пер. с англ. А.В. Назаренко, И. Ю. Дорошенко]. – М. ;СПб. ; К : Вильямс, 2004. – 926 с.
5. Hyvarinen A. Independent Component Analysis / Hyvarinen A., Karhunen J., Oja E. – N.Y. : John Wiley & Sons Inc., 2001. – 354 p.
6. Стренг Г. Линейная алгебра и ее применения / Стренг Г. ; [пер с англ. Ю.А. Кузнецова, Д.М. Фоге] ; под ред. Г.И. Марчука. – М. : Мир, 1980. – 423 с.
7. Леоненков А. Нечеткое моделирование в среде MATLAB и fuzzyTECH / Леоненков А. – СПб. : БХВ-Петербург, 2003. – 719 с.

Literatura

1. Ahmetshin A.M. Iskusstvennyj intellect. 2010. №4. S. 133-139.
2. Ahmed N. Ortogonal'nye preobrazovanija pri obrabotke cifrovyh signalov. M.: Svjaz'. 1980. 248 s.
3. Beklemishev D.V. Dopolnitel'nye glavy linejnoj algebry. M.: Nauka. 1983. 455 s.
4. Forsajt D. Komp'juternoe zrenie: sovremennyj podhod. M.;– S.-P.; –K: Vil'jams. 2004. 926 s.
5. Hyvarinen A. Independent Component Analysis. N.Y.: John Wiley & Sons Inc. 2001. 354 p.
6. Streng G. Linejnaja algebra i ejo primenenija. M.: Mir, 1980. 423 s.
7. Leonenkov A. Nechetkoe modelirovanie v srede MATLAB i fuzzyTECH. S.P.: BHV–Peterburg. 2003. 719 s.

RESUME

M.A. Alexeyev, I.M. Ydovik, K.A. Akhmetshyn

Low Contrast Multiparameter Image Segmentation on Base Phase Characteristics of Orthogonal Decomposition Method

In [1] considered the information capabilities of the method of orthogonal decomposition to solve this class of problems, but took into account only the amplitude (brightness) characteristics of the synthesized image, and phase information – is not taken into account.

The purpose of this paper is to demonstrate the characteristics of phase information capabilities of the method of orthogonal decomposition with respect to the tasks of segmentation visually indistinguishable low-contrast areas of multiparameter images.

To solve the problems of segmentation of the low-contrast images it needs to use multiparameter phase-space characteristics of the method of singular value decomposition of the analyzed bands.

It is advisable to mix the orthogonalization of low-contrast multiparameter images based on a combination of singular value decomposition method and the Gram-Schmidt method.

Segmentation of low-contrast images by the phase characteristics of the method of orthogonal decomposition by about two orders of magnitude is more responsive in comparison with the method of segmentation based on the C-means fuzzy algorithm at much more easy software implementation.

Статья поступила в редакцию 31.05.2012.